基于改进ResNet50模型的自然环境下苹果物候期识别

刘永波，高文波，何　鹏*，唐江云，胡　亮

（四川省农业科学院农业信息与农村经济研究所，四川成都 610011）

摘　要：［目的/意义］针对传统方法对自然环境下苹果物候期图像识别精度低、覆盖面不全等问题，提出一种基于改进ResNet50模型的苹果物候期识别方法。［方法］通过搭建球形摄像机获取复杂背景下的苹果图像数据集，以ResNet50作为基础模型，引入SE（Squeeze-and-Excitation Network）通道注意力机制强化对苹果图像的特征提取能力，并结合余弦退火衰减学习率的Adam优化器，实现自然环境下高原红富士苹果物候期图像的智能识别。［结果］在32,000幅苹果树图像集上进行了试验，结果表明，改进ResNet50模型对苹果物候期图像进行识别，验证集准确率达到96.35%，测试集准确率达到91.94%，平均检测时间为2.19 ms，相较于AlexNet、VGG16、ResNet18、ResNet34、ResNet101以及经典ResNet50模型，最优验证集准确率分别提升了9.63%、5.07%、5.81%、4.55%、0.96%和2.33%。［结论］改进ResNet50可实现对苹果物候期有效识别，该研究成果可为果园物候期识别提供参考，通过集成至果树生育期智能监测生产管理平台，实现苹果园区的智能化管控。

关键词：苹果；残差网络；ResNet50；物候期识别；智慧果园

中图分类号：TP391.4;TP18　　　**文献标志码：**A　　　**文章编号：**SA202304009

引用格式：刘永波, 高文波, 何鹏, 唐江云, 胡亮. 基于改进ResNet50模型的自然环境下苹果物候期识别[J]. 智慧农业(中英文), 2023, 5(2): 13-22.

LIU Yongbo, GAO Wenbo, HE Peng, TANG Jiangyun, HU Liang. Apple phenological period identification in natural environment based on improved ResNet50 model[J]. Smart Agriculture, 2023, 5(2): 13-22. DOI：10.12133/j. smartag. SA202304009 (in Chinese with English abstract)

1　引　言

苹果是中国重要的经济作物，也是中国种植规模较大的果品之一，在国内的农产品中占有重要地位[1]。苹果树全年生长周期长，通常需要经历芽期、花期、幼果期、果实膨大期、果实成熟期等多个物候期，不同物候期所采取的养护措施各异[2]。苹果树物候期的有效识别，可指导种植户在不同物候期及时开展修枝、灌溉、施肥、套袋、采摘等措施，为果园的科学管理提供有效依据。

现有的果树物候期的识别方法是通过历史数据预估或人工观察来判断，当苹果园地处偏远或小气候复杂地区时，这种方法误差大、效率低[3]。近年来，随着深度学习在人工智能领域的不断发展，以深度学习理论为指导的计算机视觉技术在农业中得到广泛利用，作物物候期的智能识别技术研究步入新的阶段。李诗涛等[4]提出了基于时间序列全极化合成孔径雷达数据结合决策树模型的油菜物候期识别方法，对油菜物候期识别取得较为准确的结果。王志毅等[5]使用卷积神经网络对白茶物候期进行识别，再融合气象特征对识别效果进行优化，从而得出了准确率较高的白茶物候期识别模型。Tan等[6]构建了基于RiceRes2Net的田间水稻穗检测及生育期识别模型，对水稻孕穗期、抽穗期和灌浆期的识别精度分别达到了99.83%、99.34%和94.59%。Li等[7]提出了一种基于深度强化学习的小麦生育期识别模型及动态迁移算法，对小麦苗

收稿日期：2023-04-18

基金项目：四川省财政自主创新专项项目（2022ZZCX034）；人才引进培养与学科建设资金（2021XKZD01）

作者简介：刘永波，助理研究员，研究方向为计算机视觉与农业信息技术。E-mail：dylyb618@163.com

*通信作者：何　鹏，硕士，研究员，研究方向为农业资源与环境信息化。E-mail：7203655@qq.com

期、分蘖期、越冬期、返青期和拔节期的识别准确率较高。Aguiar等[8]通过安装在移动机器人上的摄像机，结合深度学习量化模型实现葡萄生育期的自动检测。Tian等[9]提出了一种改进的YOLOv3模型，利用密集连接方法处理低分辨率的特征层，实现苹果幼果期、膨大期、成熟期的生长阶段判别。许增等[10]结合ResNet及DenseNet方法，对现有Tiny-YOLOv3模型进行改进，可实现苹果幼果期、果实膨大期和果期成熟期的实时检测。

国内外研究者运用现代深度神经网络技术对作物的物候期识别研究取得了一定成效，但在有限的计算资源和偏远地区网络环境的限制下，深度神经网络较难在农业实际环境中得到应用，现代果园中的物候期识别仍然大量依靠人工观测[11]。且当前苹果物候期识别研究大多与果实自动采摘的目标相结合，更多关注苹果在幼果期、成熟期的识别，针对苹果树全生命物候期识别的研究较少。本研究选用四川高原地区红富士苹果树为研究对象，以改进ResNet50模型为主干网络，引入注意力机制与Adam优化器对苹果物候期图像特征信息进行融合，旨在实现高原红富士苹果树的全生命物候期精准监测，为苹果园区的智能化管控提供科学指导和决策依据。

2 材料和方法

2.1 试验数据采集

高原红富士苹果树图像数据采集自国家苹果产业技术体系川西高原综合试验站。该站位于四川省凉山州盐源县，地处青藏高原东南缘，雅砻江下游西岸，海拔2500 m，属亚热带季风气候。四川高原红富士苹果树全年需经历芽期、花期、幼果期、果实膨大期、果实着色期、果实成熟期、落叶期和休眠期8个物候阶段，不同物候期的苹果图像如图1所示。



图1 不同物候期的苹果图像

Fig. 1 Apple images of different phenological periods

以搭建在试验站的3组球形网络摄像机（海康威视）为采集设备，由球机、立杆和设备箱3部分组成，如图2所示。球机架设在立杆顶部，当球机拍摄完图像后，将由设备箱中的4G网络模块传输至目标服务器，服务器对每日拍摄的图像进行存储形成物候期图像数据集。

为反映不同时段、不同角度苹果树图像特征，为摄像机设定运动轨迹，并以早、中、晚三个时间段分别采集图像（夜间不做采集），每个时段采集3张，每天9张，3组摄像机采集了2022年4月至2023年3月约9800张原始图像，摄像头的拍摄参数设定如表1所示。



图 2　苹果图像采集设备

Fig. 2 Acquisition device of apple images

表 1　球形网络摄像机参数

Table 1 Parameters of dome camera

名称	参数
品牌	海康威视
产品型号	DS-2DC4223IW-D
产品类型	球形网络摄像机
成像器件	1/2.8"Progressive Scan CMOS
电子快门/s	1/1～1/30,000
分辨率	1920×1080
信噪比/dB	＞52
压缩格式	H.265/H.264/MJPEG

由果树专业人员对9800张原始图像进行标记：对物候期特征较为明显的图像可直接标记；若个别图像中同时包含多个物候期的特征，则参考中晚熟红富士苹果树生育期划分标准，根据图像采集时间和同一时间其他果树的物候特征来综合判定。例如某一张图像采集自10月29日，果树在落叶的同时存在少量尚未采摘的果实，参考中晚熟苹果树生育期划分标准，该时期处于落叶期，同时该时期其他果树也呈现出落叶特征，尽管图像中存在少量未采摘的果实，该图像依然标记为落叶期。

2.2 图像预处理

本研究试验图像均为试验站球形摄像机在自然环境下自动采集，由于现场环境的复杂性和不确定性，采集的图像会存在物体遮挡、曝光过度、对焦不准、目标偏离等问题，需对原始图像数据集进行预处理：第一步，将全年采集的9800张图像通过数据清洗的方式筛除无效图像数据，保留8000张成像效果较好的图像数据；第二步，由于苹果各物候期持续时间长短不同，采集数量上存在一定差异，为避免因数量不平衡导致模型精度下降的问题，通过随机裁剪、随机旋转、左右翻转、调整亮度等方式进行数据增强，如图3所示。将8000张原始数据扩增到32,000张，在提高模型的泛化能力的同时平衡各物候期的数量差；第三步，将数据增强后的32,000张图像数据集按8∶1∶1的比例划分为训练集（25,600张）、验证集（3200张）和测试集（3200张）。

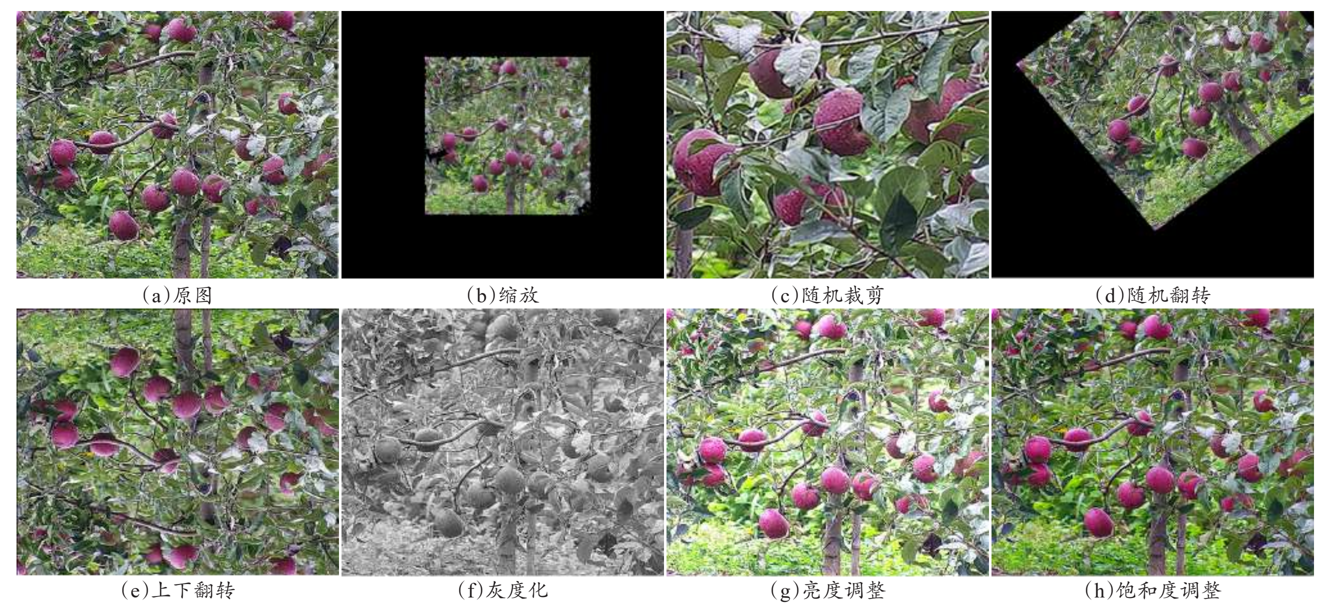


图 3　苹果图片数据增强效果图

Fig. 3 Data enhancement effect of apple images

2.3 改进ResNet50模型构建

2.3.1 ResNet50模型

传统卷积神经网络在训练模型时，会随着网络的加深而产生精度无法提升的问题。2015 年 He 等[12]提出的ResNet模型，通过建立残差映射来训练深层网络，有效解决了深度神经网络中梯度消失和梯度爆炸的问题[13]。ResNet模型的核心在于提出了一个捷径连接（Shortcut Connections）结构，如图4所示[14]。其中输出值x进入第一权重层后得到残差映射$F(x)$；在通过ReLU激活函数进入第二权重层的同时，加入输入x的恒等映射，得到理想映射$F(x)+x$。残差结构的优势在于让浅层输入值x和$F(x)+x$之间的传递更加敏感。

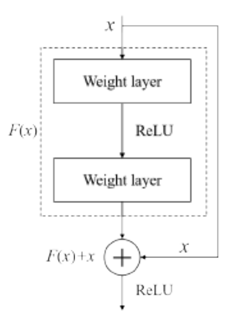


图4 残差单元结构图

Fig.4 Residual unit structure diagram

ResNet系列模型根据层数的不同分为ResNet18、ResNet34、ResNet50、ResNet101和ResNet152等，其中ResNet18和ResNet34属于浅层网络，后三类属于更深层网络。ResNet50相对于ResNet18和ResNet34拥有更深层次的网络结构，在图像分类的特征提取中更有优势[15,16]。ResNet101和ResNet152在深度上虽然更具优势，但执行效率上不如ResNet50，且在图像分类的实际效果与ResNet50相差不大。在综合考虑本研究的试验平台性能指标，及自然环境下苹果树物候期识别的复杂程度后，本研究选择将Resnet50模型作为基础模型进行改进。

2.3.2 SE注意力机制

由于本试验高原苹果树的图像均为自然环境下采集，图像数据特征的提取会受到大量环境因素影响，模型无法自主判断所提取的特征是否为背景数据特征。注意力机制借鉴了人类视觉的选择机制，将注意力集中在具有明显特征的信息上，选择性忽略一些次要信息，以此达到最优识别性能[17]。注意力机制包括通道注意力机制和空间注意力机制，在本研究中的苹果树物候期数据均为复杂环境下自然生长的果树图像，并非独立的目标物体[18]。因此，选择在ResNet50模型中增加通道注意力机制（Squeeze-and-Excitation Network，SE），用于提高模型对高原苹果树图像的特征提取能力[19]，通道注意力机制的网络结构如图5所示。

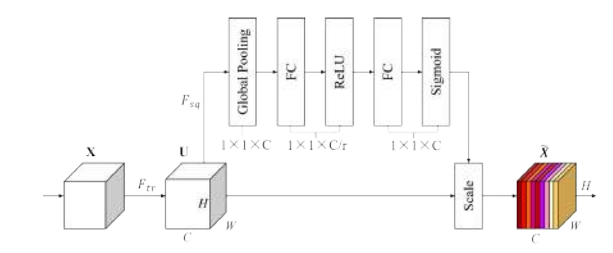


图5 SE通道注意力机制的网络结构

Fig. 5 SE channel attention mechanism

SE模块主要包含三个步骤：第一步，将一个特征图X，经过F_{tr}卷积后得到大小为$H\times W\times C$的特征图U，特征图U经过F_{sq}压缩后得到$1\times1\times C$的输出，即通过全局平均池化将每个通道的二维特征压缩为一个实数[20]，其表达式为公式（1）。

$$z_c = F_{sq}(u_c) = \frac{1}{W\times H}\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{H}u_c(i,j) \tag{1}$$

其中，W、H代表特征图的宽、高；u_c表示输入特征图；c表示特征通道数；i、j分别表示特征数据的行、列值；z_c为输出数据特征值。

第二步，将经过F_{ex}激活的$1\times1\times C$矩阵看作z，使每一个通道获得不同的权重，z矩阵经过一个全连接层，把维度压缩为C/r，r为缩放尺寸参数，经过ReLu激活函数后，再通过另一全连接层把维度变回C，使输入输出通道保持一致，最后经过sigmoid函数计算获得特征权重s，其表达式为公式（2）。

$$s=F_{ex}(z,W)=\sigma(g(z,W))=\sigma(W_2\delta(W_1z_c)) \tag{2}$$

其中，δ表示ReLu激活函数；σ表示sigmoid函数；s为特征权重。

第三步，将上一步输出的s与原特征数据相乘，实现通道的原有数据特征加权标定，其表达式为公式（3）。

$$\tilde{x}_c = F_{scale}(u_c,s_c) = s_c\cdot u_c \tag{3}$$

其中，u_c表示特征图U的第c个通道；s_c表示

$1\times1\times C$权重矩阵的第c个通道；F_{scale}为标定操作。

2.3.3 Adam 优化器

在模型训练过程中，通过前向传播过程得到损失值，再进入反向传播过程得到参数的梯度，优化器的作用在于利用梯度去更新参数，使得损失不断地降低[21]。Adam（Adaptive Moment Estimation）优化器融合了自适应学习率的梯度下降算法和动量梯度下降算法的优点，既能适应稀疏梯度，又能缓解梯度震荡的问题[22]。

Adam优化器在损失梯度更新时，可根据不同参数自适应学习率[23]。为更好地促进模型收敛，本研究改进ResNet50模型在Adam优化器中引入余弦退火（Cosine Annealing）衰减学习率以提高Adam优化器的性能。

2.4 物候期识别模型架构

在ResNet50模型的基础上，融合通道注意力机制和Adam优化器，在每组残差模块结尾处引入SE通道注意力，以提高模型对高原苹果树图像的特征提取能力。同时，为使模型能够快速收敛，采用ImageNet作为预训练模型。改进后的ResNet50模型结构如图6所示。

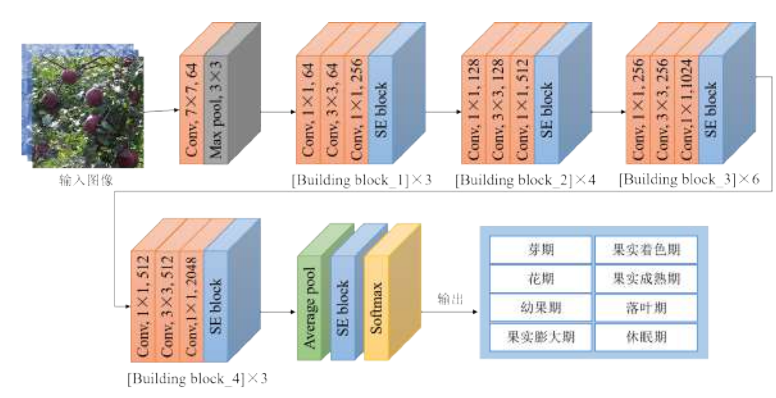


图6 苹果物候期识别改进ResNet50模型网络结构

Fig. 6 Structure of improved ResNet50 model network for apple phenological period identification

其中Conv代表神经网络中的卷积层，“Conv，7×7，64”表示卷积核大小为7×7，通道数为64的卷积层。Max pool表示最大池化层，SE block表示注意力机制层，Average pool表示平均池化层，Softmax为全连接层，整个模型包含4组Building block，Building block的数量分别为3、4、6、3个。

3 试验结果与分析

本研究旨在通过模型参数调优、消融实验、性能对比、混淆矩阵等试验方式，验证改进ResNet50模型对苹果树物候期自建数据集识别的有效性，及相对于其他常用模型在性能上的优越性。

3.1 试验平台

试验平台选择基于Python语言的Pytorch深度学习框架，操作系统选为Ubuntu 20.04。为保证试验环境的独立性，模型训练在Anaconda配置的虚拟环境下运行。试验环境详细配置如表2所示。

表2 试验运行环境配置

Table 2 Operating environment configuration of the test

配置名称	型号参数
CPU	Intel Xeon(R) Silver 4210 CPU @ 2.4 GHz
GPU	NVIDIA Quadro RTX 4000
内存/G	128
操作系统	Ubuntu 20.04
编程语言	Python 3.8
训练框架	Pytorch 1.10.0
虚拟环境	Anaconda 2.0.3

3.2 评价指标

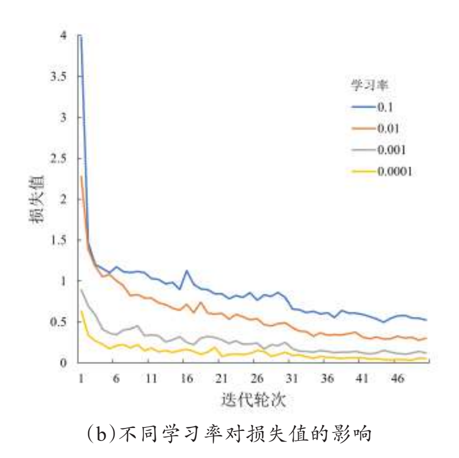
选择分类任务中常用的验证集准确率（Validation Accuracy）、测试集确率（Test Accuracy）、平均检测时间（Average Detection）、混淆矩阵（Confusion Matrix）作为高原红富士苹果树物候期分类识别模型试验的评价指标。

3.3 模型参数调优

Adam优化器的初始学习率通常设置为0.1至0.0001之间，为验证不同学习率参数下Adam优化

器对改进ResNet50模型训练效果的提升，本研究选取0.1、0.01、0.001和0.0001共计4组学习率分别对模型进行训练，训练迭代轮次epochs分别设置为30、50、70次，高原苹果树图像训练集和验证集均采用相同数据集。以迭代轮次在50次时为例，不同学习率对训练结果的影响如图7所示。

(a)不同学习率对准确率的影响



(b)不同学习率对损失值的影响

图7 Adam优化器设置不同学习率对准确值和损失值的影响

Fig. 7 Effect of different learning rates set by Adam optimizer on accurate values and loss values

由图7可知，当Adam优化器的初始学习率设置为0.0001时，试验模型的准确率趋近于最优，损失值曲线收敛最快。当初始学习率设置为0.0001，迭代轮次设置为30、50、70时，模型取得的最优验证集准确率分别为0.9354、0.9635、0.9528，因此改进ResNet50模型选取学习率0.0001、迭代轮次50作为Adam优化器的训练参数。

3.4 消融实验

为验证模型改进方法的有效性，在相同数据集下对不同改进方法的ResNet50模型进行消融实验。其中SE-ResNet50表示增加SE注意力机制的改进模型；Adam-ResNet50表示增加Adam优化器的改进模型；叠加SE和Adam两种改进方法为改进ResNet50模型。消融实验结果如表3所示。

由表3消融实验结果可知，与原始模型ResNet50相比，SE-ResNet50模型在验证集准确率和测试集准确率上分别提升了0.8%和2.99%，可见SE注意力机制对测试机准确率提升较为明显。Adam-ResNet50模型提高了模型收敛的速度，验证集准确率和测试集准确率分别提升2.19%和1.42%。改进ResNet50模型叠加两种改进方法，验证集准确率提升2.33%，测试集准确率提升3.65%，平均检测时间相差较小。由此可见两种改进方法均为正向改进，对模型性能提升效果明显。

表3 改进ResNet50模型的消融实验结果

Table 3 Ablation experimental results of improved ResNet50 model

模型名称	迭代轮次	验证集准确率/%	测试集准确率/%	平均检测时间/ms
ResNet50	50	94.02	88.29	2.33
SE-ResNet50	50	94.82	91.28	2.49
Adam-ResNet50	50	96.21	89.71	2.08
改进ResNet50	50	96.35	91.94	2.19

3.5 不同模型检测结果对比

为进一步验证改进ResNet50模型的有效性，将改进ResNet50模型分别与目前图像分类领域最常用的AlexNet、VGG16、ResNet18、ResNet34、ResNet101进行对比试验。在相同训练数据集和运行环境下，从验证集准确率（Validation Accuracy）、测试集准确率（Test Accuracy）、平均检测时间（Average Detection）3个方面对模型进行评价。不同分类模型的试验对比结果如表4所示。

由表4内容可知，改进ResNet50模型相较于AlexNet、VGG16、ResNet18、ResNet34、ResNet101模型，在验证集准确率上分别提升了9.63%、5.07%、5.81%、4.55%、0.96%，在测试集准确率上分别提升了12.31%、6.88%、8.53%、8.67%、5.58%。各模型在RTX 4000芯片的执行下，平均检测时间差距均在1 ms以内。试验结果表明，改进

表4 苹果树物候期识别试验中不同分类模型的性能对比

Table 4 Performances comparison of different classification models in apple tree phenological period recognition experiments

模型名称	迭代轮次	验证集准确率/%	测试集准确率/%	平均检测时间/ms
AlexNet	50	86.72	79.63	2.07
VGG16	50	91.28	85.06	3.20
ResNet18	50	90.54	83.41	1.83
ResNet34	50	91.80	83.27	2.15
ResNet101	50	95.39	86.36	2.83
改进ResNet50	50	96.35	91.94	2.19

ResNet50模型在高原苹果树自建数据集中的性能优于其他常用分类模型。

3.6 苹果树物候期识别模型的混淆矩阵

混淆矩阵是评价图像分类模型的重要指标之一[24]。由于红富士苹果全年8类物候期分布时间长短不同，不同物候期的测试集数据在数量上有较大差异。为客观评价模型对各类物候期的识别准确率，提高模型混淆矩阵的可读性，本试验从测试集3200张图像中，选取8类物候期各200张图像作为测试数据，得出的混淆矩阵如图8所示。

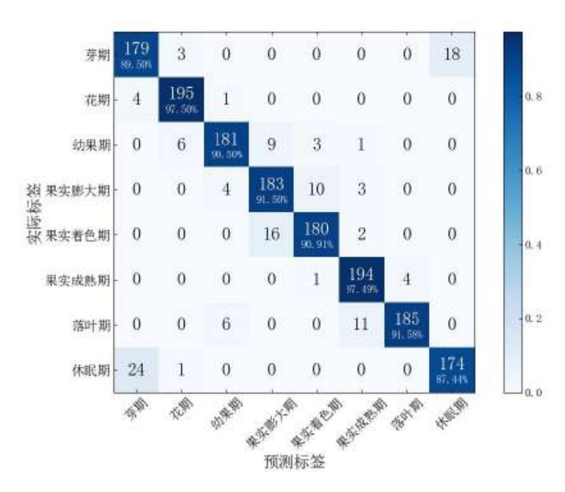


图8 改进ResNet50模型的苹果物候期混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of apple phenology based on improved ResNet50 model

在图8混淆矩阵中，纵轴为苹果树物候期图像的真实标签，横轴为模型预测标签，右侧为预测准确率分布热力图，主对角线为模型预测正确的样本数量，颜色越深代表准确率越高。由图8可知，芽期和休眠期的准确率最低，且相互误判的概率较高，测试准确率分别为89.50%和87.44%。分析原因是芽期与休眠期在宏观特征上较为相似，本模型的图像采集设备观察距离较远，无法捕捉到芽期在生理上的细微特征。幼果期、果实膨大期、果实着色期由于相邻阶段的特征相似性也存在少数误判情况。红富士苹果树在花期与果实成熟期的外在特征较为明显，模型对花期和果实成熟期的识别率最高，测试准确率分别达到97.50%和97.49%。

3.7 苹果树物候期识别模型的应用

苹果树物候期的准确识别，可指导果园管理者在不同物候期开展农事活动。作者所在团队围绕苹果树物候期识别模型，研发了“果树生育期智能监测生产管理平台”，平台界面如图9所示。平台以苹果树物候期水分需求特征为基础，综合考虑土壤持水特征、作物日水分消耗量、天气降水预报以及补灌点等因素，计算果树生长日需水量和缺水量，并通过控制系统实现作物精准灌溉。

通过混淆矩阵实验结果可知，改进ResNet50模型对苹果树图像的物候期整体识别率虽达到90%以上，但依然存在小概率的误判情况。为降低模型的误判概率，提高模型识别准确率，确保平台对苹果园区的精准管控，平台后端采用取最大值法降低误判概率，具体措施为：对部署于苹果园区的3组摄像头设定成像效果较好的拍摄运动轨迹，并以早、中、晚三个时间段采集图像，3组摄像头3个时段分别采集3幅，每天总计27幅；模型对27幅图像的识别结果进行统计，取识别数量最多的一类作为输出结果，并更新当日物候期信息。例如当日27幅苹果树图像中，22幅识别为幼果期，2幅识别为花期，3幅识别为果实膨大期，1幅因遮挡物干扰无法识别，则平台根据取最大值法更新当日物候期为幼果期，以此方式矫正识别率，提高平台的可靠性。

4 结 论

本研究提出一种基于改进ResNet50模型的自然环境下苹果树物候期识别方法，以四川高原地区红富士苹果树的芽期、花期、幼果期、果实膨大期、果实着色期、果实成熟期、落叶期、休眠期8类物



图 9 果树生育期智能监测生产管理平台

Fig. 9 Intelligent monitoring platform for childbearing period

候期为研究对象。在经典ResNet50模型的基础上，引入SE注意力机制、Adam优化器及余弦退火衰减学习率对苹果树8类物候期进行识别。主要结论如下：

（1）改进ResNet50模型在引入SE注意力机制、Adam优化器选取初始学习率为0.0001、迭代轮次为50时最优验证集准确率达到96.35%。相较于AlexNet、VGG16、ResNet18、ResNet34、ResNet101以及经典ResNet50模型，最优验证集准确率分别提升了9.63%、5.07%、5.81%、4.55%、0.96%和2.33%。

（2）利用混淆矩阵将苹果树物候期分类结果可视化，改进ResNet50模型的总体测试准确率达到91.94%，其中花期、幼果期、果实膨大期、果实着色期、果实成熟期、落叶期的识别率均在90%以上，进一步验证了改进ResNet50模型对苹果树物候期识别的有效性。

利益冲突声明：本研究不存在研究者以及与公开研究成果有关的利益冲突。

参考文献：

[1] 樊泽泽. 苹果果实检测与物候期自动识别方法的研究与实现[D]. 太原: 太原理工大学, 2020.
FAN Z Z. Research and implementation on automatic method of apple detection and phenological period classification[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2020.

[2] 高登涛, 李丙智. 图说苹果高效栽培: 全彩版[M]. 北京: 机械工业出版社, 2018: 60-104.
GAO D T, LI B Z. Caption efficient cultivation of apple: full color edition[M]. Beijing: China Machine Press, 2018: 60-104.

[3] CHEN Z Y, SU R, WANG Y L, et al. Automatic estimation of apple orchard blooming levels using the improved YOLOv5[J]. Agronomy, 2022, 12(10): ID 2483.

[4] 李诗涛, 张王菲, 赵丽仙, 等. 基于时序PolSAR影像与决策树模型的油菜物候期识别[J]. 浙江农业学报, 2021, 33(11): 2116-2127.
LI S T, ZHANG W F, ZHAO L X, et al. Phenological period identification of oilseed rape based on time-series PolSAR image and decision tree model[J]. Acta agriculturae zhejiangensis, 2021, 33(11): 2116-2127.

[5] 王志毅, 王嘉佩, 杜爱军, 等. 基于深度学习的自动判别茶叶生长的物候期模型的建立[J]. 气象科技进展, 2021, 11(2): 119-120, 137.
WANG Z Y, WANG J P, DU A J, et al. A deep-learning based model used to automaticly identification white tea's phenological period[J]. Advances in meteorological science and technology, 2021, 11(2): 119-120, 137.

[6] TAN S Y, LU H H, YU J, et al. In-field rice panicles detection and growth stages recognition based on RiceRes2Net[J]. Computers and electronics in agriculture, 2023, 206: ID 107704.

[7] LI Y, LIU H B, WEI J L, et al. Research on winter wheat growth stages recognition based on mobile edge computing[J]. 2023, 13(3): 534-550.

[8] AGUIAR A S, MAGALHÃES S A, DOS SANTOS F N, et al. Grape bunch detection at different growth stages using deep learning quantized models[J]. Agronomy, 2021, 11(9): ID 1890.

[9] TIAN Y N, YANG G D, WANG Z, et al. Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLOv3 model[J]. Computers and electronics in agriculture, 2019, 157: 417-426.

[10] 许增, 王志伟, 胡桃花, 等. 改进的轻量级YOLO在苹果物候期自动观测中的研究[J]. 计算机工程与设计, 2021, 42(12): 3478-3484.
XU Z, WANG Z W, HU T H, et al. Improved lightweight YOLO in automatic observation of apple phenology[J]. Computer engineering and design, 2021, 42(12): 3478-3484.

[11] 傅隆生, 宋珍珍, ZHANG X, 等. 深度学习方法在农业信息中的研究进展与应用现状[J]. 中国农业大学学报, 2020, 25(2): 105-120.
FU L S, SONG Z Z, ZHANG X, et al. Applications and research progress of deep learning in agriculture[J]. Journal of China agricultural university, 2020, 25(2): 105-120.

[12] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]// 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 770-778.

[13] LI X, RAI L. Apple leaf disease identification and classification using ResNet models[C]// 2020 IEEE 3rd International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2021: 738-742.

[14] LI B Q, HE Y Y. An improved ResNet based on the adjustable shortcut connections[J]. IEEE access, 2018, 6: 18967-18974.

[15] 杨春兰, 朱鹏飞, 许成祥. 融合注意力机制的淡水鱼类识别方法[J]. 西南民族大学学报(自然科学版), 2023, 49(1): 83-93.
YANG C L, ZHU P F, XU C X. Freshwater fish identification method incorporating attention mechanism[J]. Journal of Southwest minzu university (natural science edition), 2023, 49(1): 83-93.

[16] 卓力, 袁帅, 李嘉锋. 基于ResNet50和通道注意力机制的行人多属性协同识别方法[J]. 测控技术, 2022, 41(8): 1-8, 15.
ZHUO L, YUAN S, LI J F. Pedestrian multi-attribute collaborative recognition method based on ResNet50 and channel attention mechanism[J]. Measurement & control technology, 2022, 41(8): 1-8, 15.

[17] 刘永波, 黄强, 高文波, 等. 融合BERT-WWM和注意力机制的茶叶知识图谱构建[J]. 西南农业学报, 2022, 35(12): 2912-2921.
LIU Y B, HUANG Q, GAO W B, et al. Construction of knowledge graph of integrating BERT-WWM and attention mechanism[J]. Southwest China journal of agricultural sciences, 2022, 35(12): 2912-2921.

[18] HU J, SHEN L, ALBANIE S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.

[19] HE J, JIANG D. Fully automatic model based on SE-ResNet for bone age assessment[J]. IEEE access, 2021, 9: 62460-62466.

[20] 龙洁花, 郭文忠, 林森, 等. 改进YOLOv4的温室环境下草莓生育期识别方法[J]. 智慧农业(中英文), 2021, 3(4): 99-110.
LONG J H, GUO W Z, LIN S, et al. Strawberry growth period recognition method under greenhouse environment based on improved YOLOv4[J]. Smart agriculture, 2021, 3(4): 99-110.

[21] 万鹏, 赵竣威, 朱明, 等. 基于改进Res Net50模型的大宗淡水鱼种类识别方法[J]. 农业工程学报, 2021, 37(12): 159-168.
WAN P, ZHAO J W, ZHU M, et al. Freshwater fish species identification method based on improved Res Net50 model[J]. Transactions of the Chinese society of agricultural engineering, 2021, 37(12): 159-168.

[22] KINGMA D P, BA J. Adam: A method for stochastic optimization[EB/OL]. arXiv: 1412.6980, 2014.

[23] DU H, WANG W, WANG X R, et al. Autonomous landing scene recognition based on transfer learning for drones[J]. Journal of systems engineering and electronics, 2023, 34(1): 28-35.

[24] 刘翱宇, 吴云志, 朱小宁, 等. 基于深度残差网络的玉米病害识别[J]. 江苏农业学报, 2021, 37(1): 67-74.
LIU A Y, WU Y Z, ZHU X N, et al. Corn disease recognition based on deep residual network[J]. Jiangsu journal of agricultural sciences, 2021, 37(1): 67-74.

Apple Phenological Period Identification in Natural Environment Based on Improved ResNet50 Model

LIU Yongbo, GAO Wenbo, HE Peng*, TANG Jiangyun, HU Liang

(*Institute of Agricultural Information and Rural Economy*, *Sichuan Academy of Agricultural Sciences*, *Chengdu* 610011, *China*)

Abstract:

[Objective] Aiming at the problems of low accuracy and incomplete coverage of image recognition of phenological period of apple in natural environment by traditional methods, an improved ResNet50 model was proposed for phenological period recognition of apple.

[Methods] With 8 kinds of phenological period images of Red Fuji apple in Sichuan plateau area as the research objects and 3 sets of

spherical cameras built in apple orchard as acquisition equipment, the original data set of 9800 images of apple phenological period were obtained, labeled by fruit tree experts. Due to the different duration of each phenological period of apple, there were certain differences in the quantity of collection. In order to avoid the problem of decreasing model accuracy due to the quantity imbalance, data set was enhanced by random cropping, random rotation, horizontal flip and brightness adjustment, and the original data set was expanded to 32,000 images. It was divided into training set (25,600 images), verification set (3200 images) and test set (3200 images) in a ratio of 8:1:1. Based on the ResNet50 model, the SE (Squeeze and Excitation Network) channel attention mechanism and Adam optimizer were integrated. SE channel attention was introduced at the end of each residual module in the benchmark model to improve the model's feature extraction ability for plateau apple tree images. In order to achieve fast convergence of the model, the Adam optimizer was combined with the cosine annealing attenuation learning rate, and ImageNet was selected as the pre-training model to realize intelligent recognition of plateau Red Fuji apple phenological period under natural environment. A "Intelligent Monitoring and Production Management Platform for Fruit Tree Growth Period" has been developed using the identification model of apple tree phenology. In order to reduce the probability of model misjudgment, improve the accuracy of model recognition, and ensure precise control of the platform over the apple orchard, three sets of cameras deployed in the apple orchard were set to capture motion trajectories, and images were collected at three time a day: early, middle, and late, a total of 27 images per day were collected. The model calculated the recognition results of 27 images and takes the category with the highest number of recognition as the output result to correct the recognition rate and improve the reliability of the platform.

[Results and Discussions] Experiments were carried out on 32,000 apple tree images. The results showed that when the initial learning rate of Adam optimizer was set as 0.0001, the accuracy of the test model tended to the optimal, and the loss value curve converged the fastest. When the initial learning rate was set to 0.0001 and the iteration rounds are set to 30, 50 and 70, the accuracies of the optimal verification set obtained by the model was 0.9354, 0.9635 and 0.9528, respectively. Therefore, the improved ResNet50 model selects the learning rate of 0.0001 and iteration rounds of 50 as the training parameters of the Adam optimizer. Ablation experiments showed that the accuracy of validation set and test set were increased by 0.8% and 2.99% in the ResNet50 model with increased SE attention mechanism, respectively. The validation set accuracy and test set accuracy of the ResNet50 model increased by 2.19% and 1.42%, respectively, when Adam optimizer was added. The accuracy of validation set and test set was 2.33% and 3.65%, respectively. The accuracy of validation set was 96.35%, the accuracy of test set was 91.94%, and the average detection time was 2.19 ms. Compared with the AlexNet, VGG16, ResNet18, ResNet34, and ResNet101 models, the improved ResNet50 model improved the accuracy of the optimal validation set by 9.63%, 5.07%, 5.81%, 4.55%, and 0.96%, respectively. The accuracy of the test set increased by 12.31%, 6.88%, 8.53%, 8.67%, and 5.58%, respectively. The confusion matrix experiment result showed that the overall recognition rate of the improved ResNet50 model for the phenological period of apple tree images was more than 90%, of which the accuracy rate of bud stage and dormancy stage was the lowest, and the probability of mutual misjudgment was high, and the test accuracy rates were 89.50% and 87.44% respectively. There were also a few misjudgments during the young fruit stage, fruit enlargement stage, and fruit coloring stage due to the similarity in characteristics between adjacent stages. The external characteristics of the Red Fuji apple tree were more obvious during the flowering and fruit ripening stages, and the model had the highest recognition rate for the flowering and fruit ripening stages, with test accuracy reaching 97.50% and 97.49%, respectively.

[Conclusions] The improved ResNet50 can effectively identify apple phenology, and the research results can provide reference for the identification of orchard phenological period. After integration into the intelligent monitoring production management platform of fruit tree growth period, intelligent management and control of apple orchard can be realized.

Key words: apple; residual network; ResNet50; phenological period recognition; smart orchard